

一种改进的基于信号能量阈值的表面肌电信号自动分割方法

李琳^{1,2} 王建辉¹ 顾树生¹

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)¹

(沈阳大学装备制造综合自动化重点实验室 沈阳 110044)²

摘要 表面肌电信号中连续动作信号的有效分段提取是对信号分析和处理的前提,提出了一种改进的肌电信号自动分割方法,为实现康复机器人信号全自动分析奠定了基础。该方法将表面肌电信号窗口能量作为肌肉动作始末点的判决标准,给出初始阈值计算公式。同时结合小波变换技术对非动作信号进行滤波,并根据分割点特征提出分割阈值自动调节方法。实验表明,该方法可以自动分割肌电信号,无需考虑测试者自身因素的影响,无需手工设定初值,分割结果准确,精度较高。

关键词 表面肌电信号,小波变换,信号分割,康复机器人

Improved Automatic Segmentation Method of sEMG Based on Signals' Energy Value

LI Lin^{1,2} WANG Jian-hui¹ GU Shu-sheng¹

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)¹

(The Key Laboratory of Manufacturing Industrial Integrated Automation, Shenyang University, Shenyang 110044, China)²

Abstract As effective stage extraction of surface electromyography (sEMG) is the premise of signals analysis and processing, an improved method has been proposed to realize sEMG segmented automatically which could lay a foundation for full automatic analysis of rehabilitation robot. In this paper the value of window energy has been taken as the judgment standard for the start—stop point of muscle action, and the formula of initial threshold has been given. The wavelet transform technique has been applied to filter the non—action signals, and the segmentation value has been adjusted automatically according to the characteristics of the split point. The experiments results show that this method can segment sEMG signals automatically, without regarding as the artificial factors of conner, without initialization, and the results are more accurate and the precision is higher.

Keywords sEMG, Wavelet transform, Signal segmentation, Rehabilitation robot

1 引言

表面肌电信号是从人体表面通过体表电极记录下来的神经肌肉活动时发放的生物电信号,被广泛应用于假肢设计、康复医疗及运动员肌肉运动情况分析上^[1-4]。无论应用于哪一类方面,首先需要将多组动作的肌电信号进行有效分割,寻找单组动作的始末点,去除无动作信号,以降低信号分析的工作量及提高分析精度。目前采用较多的是手动分割的方法,其分割精度较高,但对于假肢和康复机器人等无法人工干预的智能设备,则不能直接应用该方法。能量阈值^[5,6]和动态累积和^[7]等方法可以实现信号分割,但其需要人工设定合适的阈值。当被测人员的年龄、性别、身体情况、动作姿态等因素不同且多传感器同时使用时,各通道传感器采集的数据千差万别,阈值选取范围较大且无经验可循,往往需要多次反复实验才能确定阈值,使得自动分割有效性和准确性受到影响,应用受到限制。

本文在信号能量阈值分割算法的基础上,给出初始阈值计算公式,利用小波去噪技术进行信号滤波,同时根据分割点

特征提出了阈值动态调节算法。其无需考虑测试者自身及环境因素,无需人工设定初值,可以广泛应用于康复机器人和假肢控制,为实现康复机器人信号全自动分析奠定了基础。

2 利用信号能量判断动作始末点

表面肌电信号曲线可以反映被测者肌肉运动情况。运动前,肌肉神经系统处于松弛状态,所采集到的表面肌电信号强度很小;随着运动的加剧,肌肉神经系统中的运动神经元所募集到的能量越多,在皮肤表面所测量到的肌电信号强度就越大,所以,肌肉的运动强度与肌电信号的变化幅度成正比相关^[8]。此外当测试者进行重复动作时,每个动作完成历程相似,其所用时间及肌肉运动所募集的能量近似相同,所以由固定位置传感器所检测到的肌电信号幅度只在一定范围内浮动,而对于不同运动,多通道传感器检测到的动作信号强度有较大差异。所以需对不同通道设定不同阈值,当信号强度在一段时间内均大于对应阈值时,判定为动作开始;否则为动作结束。

积分肌电(iEMG)是指肌电图曲线所包络的面积,它在一

定程度上反映了一定时间内肌肉中运动单位的放电总量。

为了将动作与非动作信号区别进一步放大,以有利于信号划分,令 Δt 时间段内肌电信号 $f(t)$ 的能量值 Q_i 为:

$$Q_i = \int_{t_i}^{t_i+\Delta t} f^2(t) dt \quad (1)$$

且 $t_{i+1} = t_i + \frac{1}{2} \Delta t$ 。

从整个肌肉运动所反映的肌电信号曲线来看,对于单一动作起始点,其左侧的信号强度较小,右侧的信号强度较大;对于单一动作结束点,其左侧的信号强度较大,右侧的信号强度较小。

所以,若

$$Q_i > \lambda$$

且之后的 k 个窗口能量均大于 λ , 即

$$Q_{i+1} > \lambda, \dots, Q_{i+k} > \lambda$$

则 t_i 为单一动作起始点,其中 λ 为分割阈值。

若

$$Q_i < \lambda$$

且之后的 k 个窗口能量均小于 λ , 即

$$Q_{i+1} < \lambda, \dots, Q_{i+k} < \lambda$$

则 t_i 为单一动作终止点。

若不满足动作起始点或终止点判定条件,则

$$t_{i+1} = t_i + \frac{1}{2} \Delta t$$

重新进行搜索判断。

3 分割参数动态调节方法

肌电信号容易受到多种噪声的干扰,如被测者说话、笑或咳嗽都会引起被测部位抖动,造成测量信号有一个短时大幅波动,所以对于多通道肌电信号而言,能量阈值的方法需要反复试验才能确定分割阈值,且同组动作不同通道的分割阈值不同。本文提出的自动分割的目的就是要根据所采集到的肌电信号特征,自动找到一个合适阈值,将肌肉运动区域与非运动区域区分开来,以便后续信号的特征提取与识别。

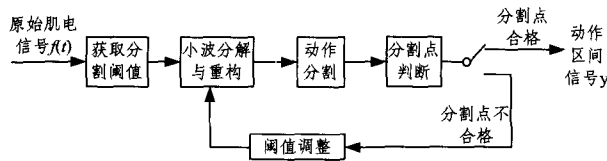


图1 表面肌电信号自动分割流程图

图1为表面肌电信号自动分割流程图,其主要包括以下几方面内容:

(1)分割阈值获取:对于连续运动的表面肌电信号 $f(t)$,利用随机窗口能量值计算分割阈值参数 λ 。

(2)小波分解与重构:将表面肌电信号 $f(t)$ 进行小波分解,利用参数 λ 对分解后的低、高频信号进行滤波,得到滤波后重构信号。

(3)动作分割:根据参数 λ 将重构信号分割成动作区间和非动作区间,并记录动作始末点。

(4)分割点判断及阈值调整:根据动作区间长度判断动作区间划分是否正确,将不理想的区间特征作为阈值调整的依据进行阈值动态调节。

3.1 分割阈值初步设定

一般情况下,动作信号的幅值比非动作信号的幅值大很多,如果可以设定一个参数范围,使得动作信号的幅值大于此范围、非动作信号的幅值小于此范围,则该参数范围可以作为分割的阈值。表面肌电信号是一种非平稳的电信号,使得动作信号区间与非动作信号区间的分界并不是十分明显,这就要求参数的选取考虑多方面的因素,所以本文提出随机窗口能量的方法来确定阈值参数,弥补人工反复设定阈值的缺陷。

根据式(1)计算 t_i 到 $t_i + \Delta t$ 的能量 Q_i 。为了使 t_i 能量遍历到整个信号区间,令

$$t_i = (R\%n) * l/n + (l\%R), t_i < l \quad (2)$$

式中, l 为肌电信号 $f(t)$ 的长度, n 为将信号 $f(t)$ 分成的段数,则 l/n 为每段信号的长度; R 为随机数据, $R \in Z^+$, 且 $R < l/n$; 符号 $\%$ 为取余数运算。

将 n 次计算结果取平均值得:

$$\bar{Q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i \quad (3)$$

将上述过程循环 m 次,得到最小值 Q_{\min} 作为分割能量阈值,则分割幅值参数为:

$$\lambda = \sqrt{Q_{\min}/\Delta t} \quad (4)$$

3.2 利用小波变换削弱非动作信号

对肌电信号的研究工作证实,有用信号通常表现为低频信号或一些比较平稳的信号,而噪声信号则通常为高频信号^[9]。因此选取合适的阈值对小波系数进行处理,就可以保留有用信号系数,滤除大部分噪声信号,从而达到去噪目的。

基于阈值的小波消噪方法可分为3步:

- (1)选择小波和小波分解层数,对含噪信号进行分解;
- (2)选择合适的阈值,并对高频系数进行处理;
- (3)根据处理过的小波系数重构信号。

本文将改进的软阈值去噪方法用于非动作信号滤波,其在使得连续性更好的同时,偏差小于单纯的软阈值方法^[10],数学表达式如下:

$$\tilde{d}_{jk} = \begin{cases} a\lambda^2 - \lambda + d_{jk}, & d_{jk} \geq \lambda \\ ad_{jk}^2, & 0 \leq d_{jk} < \lambda \\ -a\lambda^2 + \lambda + d_{jk}, & d_{jk} \leq -\lambda \\ -ad_{jk}^2, & -\lambda < d_{jk} < 0 \end{cases}, a < \frac{1}{\lambda} \quad (5)$$

式中, λ 为分割阈值, a 为形状系数,用于控制 $|d_{jk}| < \lambda$ 区域内函数的形状,即控制衰减程度。

将经过小波变换后的表面肌电信号按照信号能量阈值分割方法进行动作分割,并把得到的动作起始点与终止点放入序列 P 中。

3.3 伪点判断与阈值调整

经阈值初步设定所得到的 λ 只是为分割提供一个初始值,其大小适合与否直接影响分割效果。如果经初步设定所得到的 λ 较小,则易使动作区域划分范围较大,或将连续多次动作划分为单次动作,增加了后续信号分析的工作量;如果 λ 较大,则容易使得动作区域不完整,丢失部分特征点,严重时使得单组动作被划分成两个区间,所以在自动分割过程中需要对 λ 进行不断调整,使分割出的动作区间比较理想。本文根据

常见的动作信号伪点特征,提出分割阈值自动调节算法。

单组动作所需时间为:

$$\Delta p(i) = P(2i+2) - P(2i+1) \quad (6)$$

式中, $i=1, \dots, K/2$, K 为序列 P 的长度。

令

$$\overline{\Delta p} = \frac{\sum_{i=1}^K \Delta p(i)}{K} \quad (7)$$

若某组动作 $\Delta p(i) \ll \overline{\Delta p}$, $i \in [1, K]$, 说明单组动作被划分成两组动作, 则需将 λ 减小。即如果 $\overline{\Delta p} - \Delta p(i) > \alpha \overline{\Delta p}$, α 为常数, 则 $\lambda = \lambda - \frac{\lambda}{m}$, $m \in R^+$ 且 $m > 1$;

若某组动作 $\Delta p(i) \gg \overline{\Delta p}$, 说明两组动作被划分成单组动作, 则需将 λ 增大。即如果 $\Delta p(i) - \overline{\Delta p} > \alpha \overline{\Delta p}$, 则 $\lambda = \lambda + \frac{\lambda}{m}$;

若所有组动作 $\Delta p(i) \approx \overline{\Delta p}$, 即 $|\Delta p(i) - \overline{\Delta p}| < \alpha \overline{\Delta p}$, 说明该阈值较合适, 则 P 为动作信号的分割点。

对于某些测量信号, 其非动作区域的平均能量差别较大, 单个阈值划分效果不理想。对于某些区域来说 λ 需较小; 对于某些区域来说 λ 需较大, 可以考虑设定多个分割阈值。

4 实验与分析

在室温环境下, 对多名健康的受试者进行单手抓取同侧耳朵实验, 分别采集其旋前圆肌、肱桡肌、肱二头肌和三角肌的表面肌电信号。实验中受试者自然站立, 心情放松, 在未感觉到疲劳的情况下重复多次屈臂, 且实验前没有做过激烈运动。本文采用加拿大 Thought Technology 公司的表面肌电采集系统, 采样频率为 1000Hz。图 2 为 1 名受试者的四通道表面肌电信号曲线。

采用 sym4 小波函数对表面肌电信号进行 4 层小波分解, 以肱桡肌曲线为例, 当分割阈值 $\lambda = 14.9$, $\Delta t = 50$ 时, 得到小波变换后的曲线如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 经小波变换后非动作部分曲线变得比较平滑, 而动作部分曲线的主要特征被保留下来, 保证了后续肌电信号特征特取的准确性。

重复进行多次实验, 得到动作始末点如表 1 所列, 其中 a 为旋前圆肌数据, b 为肱桡肌数据, c 为肱二头肌数据, d 为三角肌数据。

表 1 单手抓取同侧耳朵动作始末点 ($\Delta t = 50$)

	第一组动作起始点	第一组动作终止点	第二组动作起始点	第二组动作终止点	第三组动作起始点	第三组动作终止点	第四组动作起始点	第四组动作终止点	第五组动作起始点	第五组动作终止点	第六组动作起始点	第六组动作终止点
a	276	1980±9.45	2302	3738±24.4	4378	5814±28.35	6375±9.45	7683±9.45	8273±12.2	9512±12.2	10131	11250
b	80	1714±10.21	2044	3664±20.41	4107	5774	6071	7675	7930±12.91	9505±41.08	9794	11250
c	151	1626±27.39	2027	3577±27.39	4103	5628±27.39	6029	7554	7980	9530±86.6	9806±54.77	11250
d	340±19.67	1476	2223±9.45	3348±41.90	4314±13.36	5728	6297±31.34	7558±9.45	8159±17.25	9266±13.36	10063±18.9	11250

从表 1 可以看出, a, b 和 c 通道的方差值较小, 而 d 通道的方差值较大。这是因为 a, b 和 c 通道的非动作信号幅值较小, 动作与动作之间有明显的分界; 但是 d 通道由于各种因素的影响, 其非动作信号幅值较大, 若分割阈值较大则容易将动作信号滤除, 若分割阈值较小, 则动作范围划分较大, 所以其偏差值相对其他通道较大。通道 c 在第五组动作结束时有一个较小的扰动, 使得该组动作终止点的偏差较大。

从表 2 可以看出, 更换小波函数对信号分割的影响并不

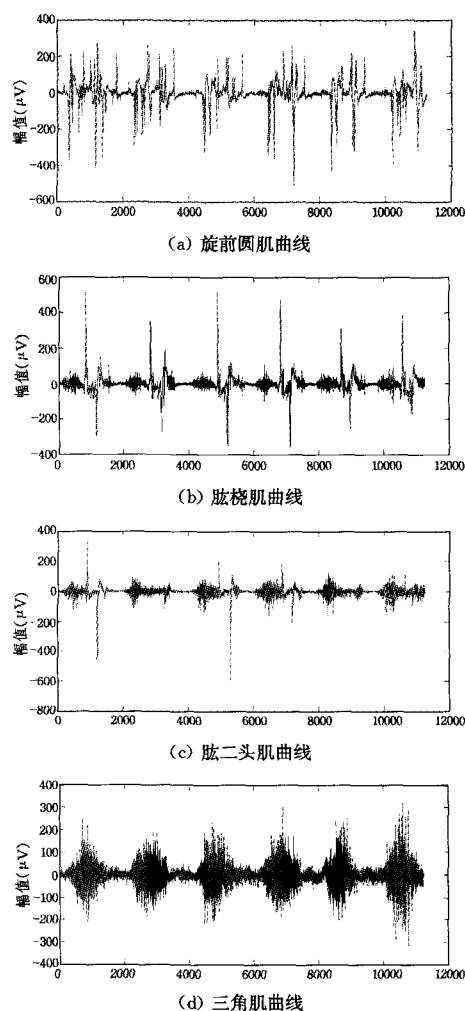


图 2 单手抓取同侧耳朵实验曲线

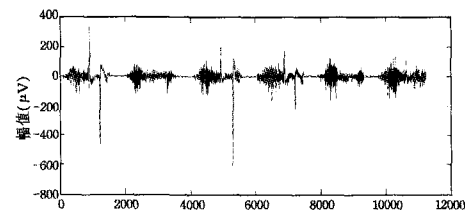


图 3 肌电信号滤波后曲线

是很大。当 Δt 较小时, 分割耗时较多, 且类似于 a 通道动作区间内有较长时间的信号幅值接近于分割阈值, 这容易将单组的动作分割成两组动作, 或将部分动作信号划分成非动作信号, 使得分割结果不准确。当 Δt 较大时, 如果动作间隔较短, 则不能使连续 k 个能量窗口都满足判定条件, 因而容易将两组动作划分成一组动作, 同样使得分割结果不准确。同时 Δt 较大时, 分割阈值对分割点的判断影响较大, 使得分割偏差较大。

表2 多种小波函数及窗口宽度对比表

		平均分割阈值	平均分割耗时(s)	平均分割偏差
$\Delta t=50$, 小波函数 为:sym4	a	20.079	0.7346	8.7908
	b	15.79	1.0988	7.0506
	c	15.169	1.555	18.6278
	d	21.801	1.9129	14.5573
$\Delta t=30$, 小波函数 为:db4	a	16.4273	1.995	28.602
	b	15.1057	1.4035	10.8743
	c	14.8302	2.6227	20.1859
	d	25.0159	3.4347	35.3326
$\Delta t=80$, 小波函数 为:db4	a	20.8571	1.16775	22.9916
	b	16.588	1.3259	38.9179
	c	16.3001	2.1483	18.3744
	d	26.5055	1.1899	43.7412

结束语 本文将随机窗口能量最小值作为肌电信号分割初始值,解决了目前依靠人工反复试验设置分割阈值的问题;利用小波变换滤波理论,将非动作信号部分有效滤除,降低了分割难度;根据肌肉运动始末点特征,设定阈值调节函数,使得分割结果更加准确。所以本文所提出的表面肌电信号自动分割方法完全摆脱了人为干预,实现了多组肌肉动作始末点的自动分割,为单组动作肌电信号分析创造了条件。

参考文献

[1] Khezri M, Jahed M. A Neuro-Fuzzy Inference system for sEMG-Based Identification of Hand Motion Commands [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1952-1960

(上接第162页)

使得 ERP 系统对企业进行全方位的管理,而人力资源管理的功能范围也从单一的工资核算、人事管理,发展到可为企业的决策提供帮助的全方位的解决方案,并同 ERP 系统、现有财务和生产系统组成高效且具有高度集成性的企业资源系统。ERP 系统通过数据共享平台连接生产管理、质量管理、财务管理、计划管理和销售管理等各子系统,可进行全方位的人力资源绩效评估,并为产品的成本核算提供人工费用等信息。

该应用实例将基于 ERP 系统和 XML 技术的数据交换共享平台应用到现有的人力资源管理系统与 ERP 数据源的数据交换中,实现了现有人力资源管理与 ERP 管理系统的数据库共享与交换。在该系统中,现有人力资源管理系统采用 SQL Server 关系型数据库,通过模式、模板或 SQL 语句的创建来建立和数据库对象的映射关系。该类型数据库通过 Oracle 对象数据类型建立元素模型,从而可以建立 SQL Server 到 XML 的表之间的一对一关系,对象数据库类型的应用和一个嵌入元素可以构造出一个 XML 文档,从而可创建用于共享和交换的中间数据。从而实现与 ERP 管理系统交换和共享包括招聘、岗位描述、培训、技能、绩效评估、个人信息、薪资和福利、各种假期、到离职等与员工个人相关的信息,实现了人力资源管理系统连接生产管理、质量管理、财务管理、计划管理与销售管理等各子系统,可以对人力资源绩效进行全方位的评估,同时为产品的成本提供人工费用。人力资源管理系统实现与 ERP 管理系统的数据库共享以后,人力资源管理的功能范围,也从单一的工资核算、人事管理,发展到可为企业的决策提供帮助的全方位的解决方案。这些领域包括人力资源规划、员工考核、劳动力安排、时间管理、招聘管理、员工

[2] Li Da-peng, Zhang Ya-xiong. Artificial Neural Network Prediction of Angle Based on Surface Electromyography [C] // Control, Automation and Systems Engineering (CASE), 2011: 1-3

[3] Park K, Kwon S, Kim J. Bimanual Shoulder Flexion System with Surface Electromyography for Hemiplegic Patients after Stroke: A Preliminary Study [C] // 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011: 1-5

[4] 李庆玲. 基于 sEMG 信号的外骨骼式上肢康复机器人系统研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009

[5] 雷敏, 王志中. 一种用于实时提取动作信号的新方法 [J]. 中国医疗器械杂志, 2000, 24(4): 200-202

[6] 邱青菊. 表面肌电信号的特征提取与模式分类研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2009

[7] You Bo, Wang Huan-ling, Huang Ling. The System of sEMG Recognition for Prosthetic Hand Control [C] // Strategic Technology (IFOST), 2010: 44-49

[8] Englehart K, Hudgins B, Parker P, et al. Time-frequency representation for classification of the transient myoelectric signal [J]. Proceedings of the 20th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society, 1998, 20(5): 2627-2630

[9] Ronager J. Power spectrum analysis of EMG pattern in normal and diseased muscles [J]. Neuro Sci, 1989, 94(1-3): 283-294

[10] 段永刚, 马立元, 李永军, 等. 基于小波分析的改进软阈值去噪算法 [J]. 科学技术与工程, 2010, 10(23): 5755-5758

薪资核算、培训计划、差旅管理等,并同 ERP 中的财务和生产系统组成高效的、具有高度集成性的企业资源系统。

结束语 本文介绍了一个以 ERP 为核心的电力企业数据交换和共享平台实现方案,为电力企业内部 ERP 数据源和企业遗留异构数据源之间跨平台的数据交换和共享提供了一个分布式数据交互和共享的渠道,具有较好的开放性,能满足 ERP 系统和遗留异构数据源在各类平台间的数据交互。实际应用表明,该平台大大地方便了电力企业内部数据交换和共享,提高了企业运营效率。

参考文献

[1] 刘翔. ERP 协同决策方法及模型实现研究 [J]. 计算机科学, 2006, 8, 144-147

[2] 柴晓路, 梁宇奇. Web Services 技术、架构和应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003

[3] 彭树青, 陈德运. 异构服务和分布式数据的动态集成 [J]. 计算机科学, 2010, 6, 168-170

[4] 文俊浩, 曾骏, 张志宏. SOA 中基于属性的访问控制安全策略 [J]. 计算机科学, 2010, 37(9), 147-150

[5] 曹帮琴, 徐昊. B/S 结构中的 MSSQL 与 XML 数据交换技术研究 [J]. 科技通报, 2012, 28(10): 58-60

[6] Kezunovic M. Ownership of Data and the Need for Information Exchange [C] // Belgrade, Yugoslavia; Balkan Power Conference, 2002

[7] Extensible Markup Language (XML 1.0 (Fifth Edition)) [EB/OL]. <http://www.w3.org/TR/xml/>, 2010-03-11

[8] 梅立军, 付小龙, 刘启新, 等. 基于 SOA 的数据交换平台研究与实现 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(19): 3601-3603